

プラントビッグデータによる連携最適化ソリューション

Cooperative Process Optimization Using Plant Big Data

和田 健一郎*¹ 宮本 浩幸*¹ 佐々木 尚史*¹
 Ken-ichiro Wada Hiroyuki Miyamoto Takashi Sasaki

既設のプラントにおいては、操業の効率化を目指した制御性の改善活動が続けられている。しかし、その取り組みの多くは、個別のプロセスを最適化する観点にとどまっている。本稿では、プロセス全体を最適化する視点から、複数プロセスからなるプラントの制御性を改善する当社の取り組みを紹介する。現場オペレータの視点では不可能な、膨大なデータに対する解析および最適制御パラメータの算出についての技術概要を示す。さらに、製紙工場および化学工場での適用事例を紹介する。

Customers wish to improve control efficiency to increase the operating efficiency of their plants. However, such efforts typically do not extend beyond optimizing individual processes. This paper introduces our approach to improving the control efficiency of a plant composed of multiple processes by optimizing the entire process, and outlines our technologies for analyzing huge amounts of data and computing optimal control parameters, which cannot be obtained from the expertise of field operators. The paper also introduces some examples of applying the approach to paper mills and chemical plants.

1. はじめに

一般に、化学、紙パルプ等の素材産業における製造工程は、複数の連続するプロセスで構成されている。各々のプロセスにそれぞれ責任部門が存在している場合も多くあり、個別のプロセスを最適化するという観点で、各担当部門が制御性改善に取り組んでいるのが現状である。また、複数プロセスを持つプラントにおける制御性を改善するためには、複数部門にまたがる膨大な数の制御ループの状況を把握した上で、プロセスの課題を特定し、プロセス間の干渉も考慮して最適化を行う必要がある。これは、個別のプロセスにおける計器情報の監視と制御性能の改善のみでは到底なしえない。また、各々のプロセスは十分に最適化されているという認識があるため、各責任部門の所掌範囲を超えた改善活動の是非を判断できない場合もある。

本稿で紹介する「連携最適化ソリューション」は、このような連続製造プロセスにおける制御性改善の課題に対し、プラントビッグデータに基づいてプロセス間干渉も含めた因果関係を特定する。その上で、制御理論とプロセスシミュレーション技術に立脚した理論的な改善策を提案、評価する統一的な手法を提供する。

*1 IA プロダクト & サービス事業本部 アナライザーセンター
 P&W ソリューション統括部

2. 連携最適化の手法

2.1 基本のアプローチ

連携最適化ソリューションの基本的なアプローチを図1に示す。顧客課題に対して説得力のある改善活動を行うための基礎として、まずはリアルタイムデータの収集を行う。次に、明確な理論に基づいた解析および改善策の検討を行う。提案した改善策は、事前に改善効果を可視化するシミュレーションを実施して、関係部門の理解を得た上で、実際の現場に適用する。また、これらの手順を長期的に繰り返すことで、継続的な改善活動を可能としている。図1に示す個々の活動について、以下に説明する。

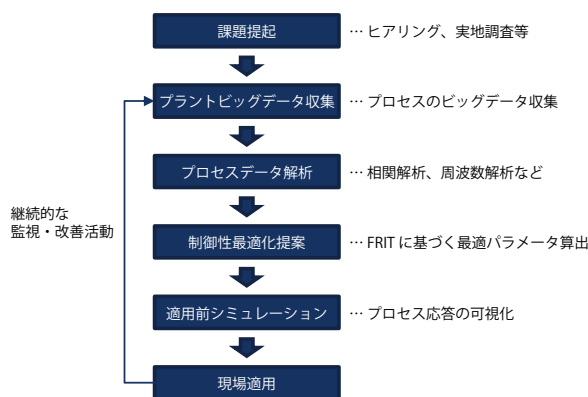


図1 基本的なアプローチ

2.2 プラントビッグデータ収集

汎用的な OPC 通信により DCS のタグデータ（主に各制御ループの PV/SV/MV）を 1 秒周期で収集する。一般に、DCS においては 1 秒周期で制御が実行されるため、制御性の解析と改善のためには、このリアルタイムデータの収集が必須である。また、プロセス干渉が及ぶと想定される十分な範囲の制御ループのデータを解析するため、収集点数は 1 プロセスあたり数百以上にのぼる。

解析に必要なデータ収集期間は、業種やプロセス、取り組む課題などにより異なる。製紙工場の場合であれば、一カ月程度で生産銘柄が一巡するケースが多いため、少なくともそれ以上の期間のデータ収集が必要である。季節要因や経年変化の分析など、より長期視点の改善が目的の場合は、収集期間もそれに応じて長くなる。

2.3 プロセスデータ解析

収集したデータの中で、最初は現状の課題として認識されているタグに着目する。例えば、あるプロセスの出力（流量や濃度など）を安定化させたい場合、着目したタグに対して他のタグデータとの相関解析を行い、相関係数の高い順にランキング表示する。

次に、ランキングが上位のタグに対して、根本原因を探るために詳細調査を行う。調査では、トレンド確認、周波数解析、相互相関解析等により因果関係の特定を進める。これにより、目的の出力を安定させるためにはどの制御ループを改善する必要があるかを見出す。

2.4 制御性最適化提案

次に、改善対象とする制御ループに対して、収集したプラントビッグデータを活用して制御パラメータの最適化を行う。

算出過程において、最初に必要となるプロセス同定を、操業中の外乱や設定値変更に対する応答データに基づいた閉ループ同定により行う。

次に、最適制御パラメータの算出には、FRIT (Fictitious Reference Iterative Tuning) 理論⁽¹⁾に基づいた当社独自のアルゴリズム⁽²⁾（特許出願済）を用いる。まず現状のコントローラ定数を入力して、現状の感度関数（感度関数…制御対象へ外乱が入ったときに出力が受ける影響度合いを示す。感度関数が低いほど外乱抑制能力が高い）を算出する。そしてプロセスに入り得る外乱や設定値変更パターンの現実的な想定を基に、特定の周波数領域においてゲインを下げるように意図した新たな感度関数（目標感度関数）を指定すると、それを実現するための最適な制御パラメータを算出させることができる。

現状の感度関数、目標の感度関数、そしてツールが算出した最適パラメータで達成できる感度関数を示した例を図 2 に示す。最適化後の感度関数では、ターゲットとした領域を中心にゲインが下がっており、すなわち外乱

抑制性能が向上している。なお減衰ターゲットは、収集データの周波数解析の結果をもとに定める。

FRIT を用いた手法の特徴は、収集された制御中のリアルタイムデータを解析することにより、試行錯誤的な手順を踏まずに、一度で最適な制御パラメータを求めることができる点である。

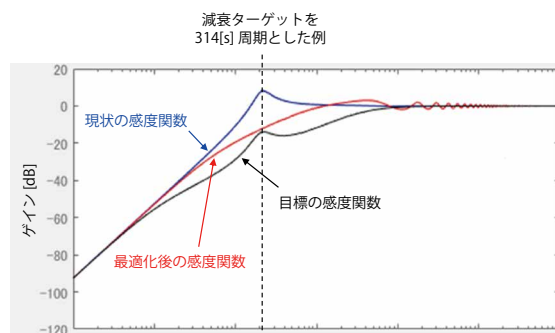


図 2 ツールによる制御パラメータの最適化

2.5 適用前シミュレーション

プロセス制御パラメータ最適化ツールで求めた制御パラメータは、現場でそれまで使われていたパラメータとは、しばしば大きく異なる場合がある。例えば、ゲインを 10 倍にするような変更は、いきなり現場に適用することがためられる。そこで、求めたパラメータを適用する前に改善効果を確認するために、シミュレーションを実施する（3 章の事例を参照）。コントローラ、プロセスモデル、外乱モデルを指定することで、システムの応答をシミュレーションすることができる。結果はグラフによって可視化され、適用前の確認と説明に使用される。

3. 連携最適化の事例 1：製紙プロセス

3.1 課題（製品品質の周期変動）

事例 1 では、製紙工場における製品品質の周期変動を解消し、銘柄変更時間の短縮に成功した例を紹介する⁽³⁾⁽⁴⁾。製紙工場における銘柄変更とは、連続生産中に、厚さや色などが異なる品種へ製品を変更することである。製紙プロセスは、原料や染料の調合を行う「調成工程」と、素材を成形・乾燥する「抄紙工程」を含み、銘柄変更時は両工程でそれぞれ必要な操作を行う。一般に、両工程は独立したプロセスとして、異なる管理部門の下でオペレーションされている。

本事例の工場では、抄紙工程において、坪量 (g/m²) と呼ばれる製品品質に 50 分程度の周期変動が存在することが、長年にわたって問題となっていた。この変動は、特に銘柄変更時の品質安定時間に影響を与え、銘柄変更の開始から製品入り（製品品質が目標値に対して既定の偏差内で安定すること）までの時間を長くする要因となっていた。しかし、現場スタッフによる改善の試みはなされたものの解決には至っていなかった。

3.2 データ解析（工程間の干渉の存在を特定）

当社の連携最適化のアプローチに則り、まずプラントビッグデータの収集を行い、次にプロセスデータ解析を行った。その結果、坪量を制御するための抄紙工程における操作が、調成工程における種箱（成分調成後の、水に溶いたパルプ原料のタンク）のレベル変動を經由して原料混合チェストにレベル変動をもたらしていた。その結果、原料混合チェストのレベル変動抑制のための制御が原料濃度の変動をもたらし、その原料濃度変動が再び抄紙工程の坪量変動に影響を与える因果関係が明らかになった（図3）。さらに詳細なデータ解析により、このループが約3000秒（=50分）の周期変動を生むことも判明し、現場の変動周期と一致した。

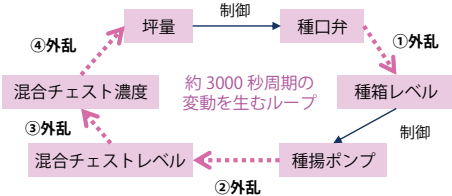
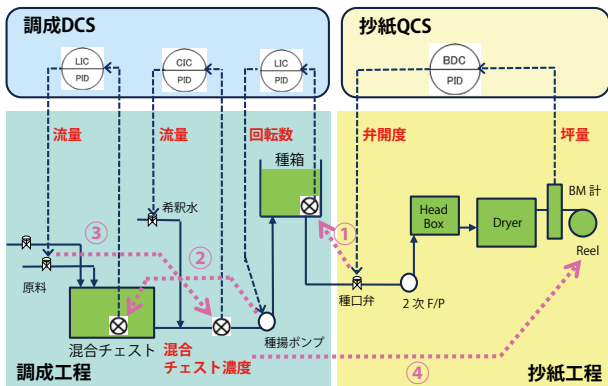


図3 製紙工場におけるプロセス間干渉

3.3 改善検討／シミュレーション

解析結果を受けて、調成工程にある種箱のレベル制御と、同じく調成工程にある混合チェスト濃度を改善のターゲットとした。それぞれの制御ループに見られる変動周期は、収集データの周波数解析によって既知であるため、それぞれの該当周波数域で感度関数を低減する制御パラメータを最適化ツールによって算出した。先に図2で感度関数の最適化例として示したグラフは、本事例の種箱レベル制御を最適化した結果である。

算出されたPIDパラメータ、および実データ上での変動抑制のシミュレーションを、図4および図5内の表に示す。種箱レベル制御のPIDパラメータは、比例ゲイン・積分時間ともに従来の10倍以上の値となり、混合チェスト濃度制御の比例ゲインは従来の6倍の値となっている。図4においては、感度関数の減衰ターゲットである300秒周期を中心に変動が抑制されていることが分かる。

新パラメータの現場適用に当たっては、適用前シミュレーションにより改善効果を事前に示して見せることでお客様の理解を得ることができた。図4および図5中のグラフにおいて、上段が過去の実データ（緑）に対する改善予測トレンド（赤）、下段が周波数特性における改善予測である。

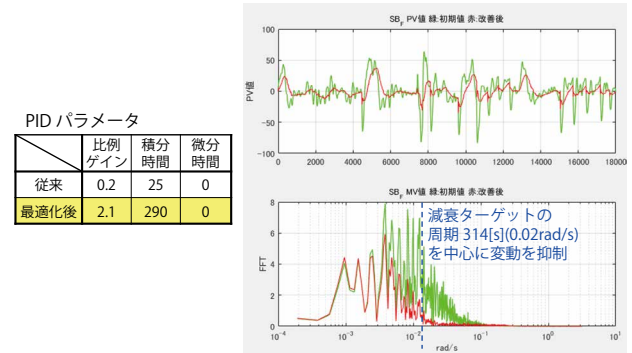


図4 種箱レベル制御の改善シミュレーション

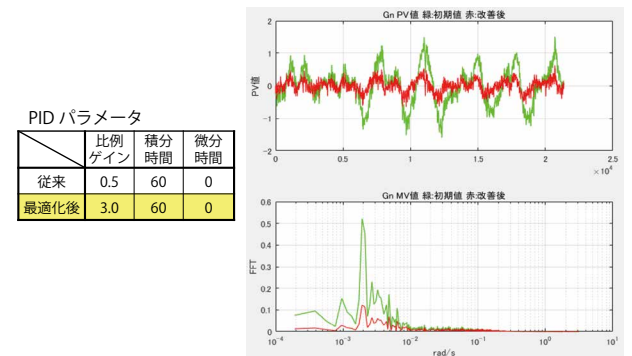


図5 混合チェスト濃度制御の改善シミュレーション

3.4 改善結果

本事例では、新しい制御パラメータの適用によって調成工程の制御安定化が抄紙工程の坪量安定化に寄与し、銘柄変更における坪量の収束時間を43分から18分へと50%以上短縮することができた（図6）。経済的効果は原料ロス削減や動力削減で年間数千万円と試算している。

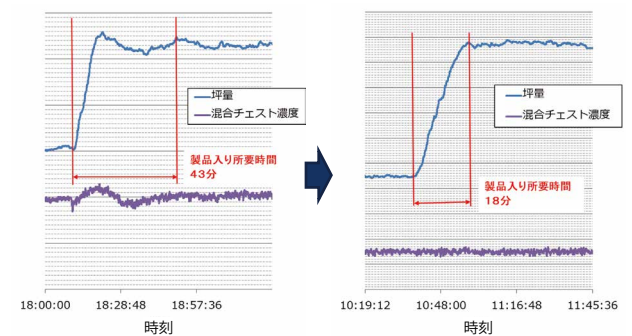


図6 製紙工場の改善結果（銘柄変更時間短縮）

4. 連携最適化の事例 2：化学プロセス

4.1 課題（未反応原料の還流による変動）

事例 2 では、化学工場における中間生成物の変動を解消し、省エネを実現した事例を紹介する⁽⁵⁾。

図 7 が対象としたプロセスで、反応器の後ろにある気液分離器や蒸留塔から前工程へ未反応原料の還流がある。反応器や気液分離器に何らかの外乱が入ると、還流を通じてプロセス内の各所へその影響が伝搬され、結果として蒸留後の中間製品の流量や温度がなかなか安定しないという問題があった。そのために、次工程においてバッファタンクを用いた貯蔵と冷却・再加熱という無駄な工程が必要となっていた。

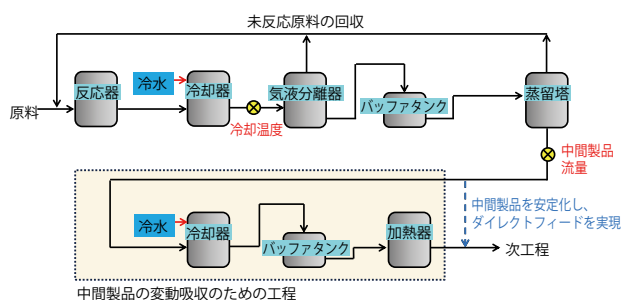


図 7 化学プロセス

4.2 データ解析／改善検討

本事例では、反応器での外乱がプロセス各所へ与える影響と、気液分離器での外乱がプロセス各所へ与える影響を調査した。データ解析ツールを使用することで、およそ 15～50 分の遅れ時間をもって各所へ外乱が伝搬する過程が分かった。さらに具体的な制御性改善ターゲットとしては、反応器以降のプロセス中にある 10 個あまりの制御ループ（温度・レベル）を抽出した。

これらの制御ループに対して、パラメータ最適化ツールによるシステム同定・PID パラメータ算出を行った。ここでも、前述の製紙プロセスにおける事例と同様に、オペレータではなかなかできないような大幅なパラメータ変更が必要となったが、シミュレーション結果を示すことにより、理解を得た上で変更を実施した。

新たに求めたパラメータを適用した結果、図 8 に示すように冷却器後の温度と蒸留塔後の中間製品流量の変動を 80% 以上低減させることができた。従来、この中間製品流量の変動が大きいために、次工程へ直接フィードすることができずバッファタンクを介してフィードしていた。その結果、タンクに入れる前に一旦冷却して使用時に再加熱するという余分なエネルギーが必要だった。改善後は、次工程へのダイレクトフィードが可能となり、年間 1000 万円以上の省エネ効果を生み出した。また、これらのプロセス安定化による効果で得られる原料ロス削減含めた最終的な効果金額は、年間数千万円に達する見込みである。

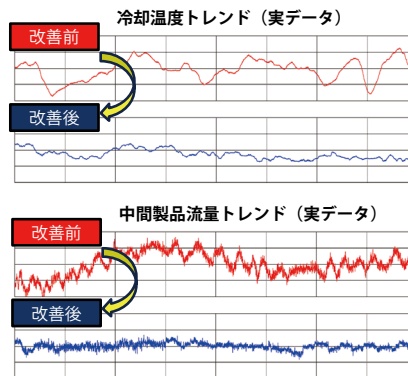


図 8 化学工場の改善結果（未反応原料濃度の安定化）

5. おわりに

本稿では、当社の連携最適化ソリューションの一般的な手法、およびその適用事例を二つ紹介した。当社のアプローチにより、分業化されたオペレータには難しいプロセス間干渉の詳細把握や課題の特定を行うことができ、また独自技術により多数の制御ループのパラメータを瞬時に求めることができる。

本ソリューションは、従来、個別に操業・管理されていた隣接したプロセスに適用することで、今までできなかった操業最適化を実現するものであり、プラント全体の最適化を一気に狙うのではなく、成功体験を積み重ねながら徐々にその適用範囲と効果を広げていくことができる。本ソリューションによって、プロセスの部分最適を目指していたこれまでの近視眼的な視点を超えたアプローチで、製造現場における省資源、省エネルギー化に取り組み、持続可能な開発目標（SDGs）の達成に貢献していく。

※この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）の助成事業の結果、得られたものです。

参考文献

- (1) Fumiaki Uozumi, Osamu Kaneko, et al., “Fictitious Reference Iterative Tuning of Disturbance Observers for Attenuation of the Effect of Periodic Unknown Exogenous Signals,” 11th IFAC International Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing, 2013
- (2) 佐々木尚史, 宮本浩幸, 他, 特願 2017-002451, 2017-01-11
- (3) 佐々木尚史, “プラントビッグデータ解析によるプロセス間最適化のご紹介”, 紙パ技協誌, Vol. 72, No. 3, 2018, p. 56-61
- (4) Takashi Sasaki, Hiroyuki Miyamoto, et al., “Cooperative Process Optimization Between Paper Machine and Stock Preparation Utilizing Plant Big Data Analysis,” Proceedings of PaperCon 2018 Conference, CS7.2, 2018
- (5) 新堂陽平, “「プロセスオートメーションの革新」で実現するエネルギー最適化”, 計装, Vol. 62, No. 4, 2019, p. 24-28